



BÁO CÁO TIỂU LUẬN

DỮ LIỆU LỚN

Đề tài:

Phân tích dữ liệu sản phẩm bộ nhớ trên Amazon bằng thuật toán phân cụm

Giảng viên hướng dẫn:

ThS. Nguyễn Hồ Duy Trí

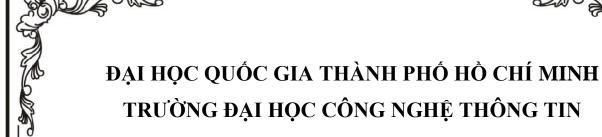
Sinh viên thực hiện:

Nguyễn Hoàng Đăng Khoa – 21520999 Cù Ngọc Hoàng - 21522086 Nguyễn Trần Gia Kiệt - 21522258

Bùi Đình Triệu - 21521576

Thành phố Hồ Chí Minh, tháng 12 năm 2024







BÁO CÁO TIỂU LUẬN

DỮ LIỆU LỚN

Đề tài:

Phân tích dữ liệu sản phẩm bộ nhớ trên Amazon bằng thuật toán phân cụm

Giảng viên hướng dẫn:

ThS. Nguyễn Hồ Duy Trí

Sinh viên thực hiện:

Nguyễn Hoàng Đăng Khoa – 21520999 Cù Ngọc Hoàng - 21522086 Nguyễn Trần Gia Kiệt - 21522258

Bùi Đình Triệu - 21521576

Thành phố Hồ Chí Minh, tháng 12 năm 2024



LÒI CẨM ƠN

Trước hết, nhóm chúng em xin gửi lời cảm ơn sâu sắc đến tập thể quý thầy cô trường Đại học Công nghệ Thông tin - Đại học Quốc gia TP.HCM và quý thầy cô khoa Hệ thống thông tin đã tạo điều kiện, giúp chúng em học tập và có được những kiến thức cơ bản làm tiền đề giúp chúng em hoàn thành được dự án này.

Đặc biệt, nhóm chúng em xin gửi lời cảm ơn chân thành và sâu sắc tới thầy Nguyễn Hồ Duy Trí (Giảng viên giảng dạy lý thuyết và thực hành môn DỮ LIỆU LỚN – IS405). Nhờ sự hướng dẫn tận tình và chu đáo của thầy, nhóm chúng em đã học hỏi được nhiều kinh nghiệm và hoàn thành thuận lợi, đúng tiến độ cho dự án của mình.

Ngoài ra, chúng em cũng gửi lời cảm ơn đến tập thể lớp IS405.P11 khoảng thời gian qua đã đồng hành cùng nhau. Cảm ơn sự đóng góp của tất cả các bạn cho những buổi học luôn sôi nổi, thú vị và dễ tiếp thu.

Trong quá trình thực hiện tiểu luận, nhóm chúng em luôn giữ một tinh thần cầu tiến, học hỏi và cải thiện từ những sai lầm, tham khảo từ nhiều nguồn tài liệu khác nhau và luôn mong đạt được kết quả nhất có thể. Tuy nhiên, do vốn kiến thức còn hạn chế trong quá trình trau dồi từng ngày, nhóm chúng em không thể tránh được những sai sót, vì vậy chúng em mong rằng quý thầy cô sẽ đưa ra nhận xét một cách chân thành để chúng em học hỏi thêm kinh nghiệm nhằm mục đích phục vụ tốt các dự án khác trong tương lai. Xin chân thành cảm ơn quý thầy cô!

Nhóm thực hiện

NHẬN XÉT CỦA GIẢNG VIÊN

Dữ liệu lớn		GVHD: T	hs. Nguyễn l	Hồ Duy Trí
				••••
	•••••	•••••	•••••	••••••
				•••••
	••••••		•••••	••••••
		, ngày	tháng	năm 2024
			Người nhậ	ìn xét
		$(K_{\mathcal{I}})$	ý tên và ghi	rõ họ tên)

MỤC LỤC

CHUO	NG 1: TỐNG QUAN ĐỀ TÀI12
1.1.	Lý do chọn đề tài12
1.2.	Giới thiệu nguồn dữ liệu12
1.3.	Mô tả dữ liệu13
1.4.	Mô tả bài toán15
СНИО	NG 2: LẤY DỮ LIỆU TỪ AMAZON17
2.1.	Apache Airflow17
2.1.1.	Giới thiệu17
2.1.2.	Kiến trúc17
2.2.	Crawl data từ Amazon phục vụ cho đồ án18
2.2.1.	Sử dụng Docker để setup Airflow18
2.2.2.	Crawl Data từ AmazonError! Bookmark not defined.
CHƯƠ	NG 3: KỸ THUẬT TIỀN XỬ LÝ26
3.1.	Làm sạch dữ liệu26
3.1.1.	Loại bỏ cột bị thiếu dữ liệu26
3.1.2.	Xử lý cột price, old_price, rating26
3.1.3.	Xử lý cột reviews, purchases28
<i>3.1.4</i> .	Xử lý cột Brands30

Xử lý cột Memory Storage Capacity, Digital Storage Capacity 32
Xử lý cột Hardware Interface35
Xử lý cột Write Speed, Read Speed37
Xử lý cột Color39
Loại bỏ các hàng bị thiếu dữ liệu và bị lặp42
Chuẩn bị dữ liệu cho kỹ thuật khai thác42
Kỹ thuật MinMaxScaler:42
Kỹ thuật StringIndex + One-hot Encoding:43
IG 4: KỸ THUẬT KHAI THÁC DỮ LIỆU45
K-Means45
Cơ sở lý thuyết45
Thực nghiệm47
DBScan53
Cơ sở lý thuyết53
<i>Thực nghiệm</i> 58
IG 5: KÉT QUẢ ĐẠT ĐƯỢC66
Kết quả66
K-Means66
DBScan67
So sánh, đánh giá68

5.2.1.	K-Means	68
5.2.2.	DBScan	72
CHUO	NG 6: KÉT LUẬN	75
6.1.	Ưu điểm	75
6.2.	Hạn chế	75
6.3.	Hướng phát triển	75
PHÂN (CÔNG CÔNG VIỆC	77
TÀI LI	ỆU THAM KHẢO	79

8

DANH MỤC HÌNH ẢNH

Figure 1. Trang Amazon	13
Figure 2. File Excel dữ liệu	13
Figure 3. Hiển thị dưới dạng Dataframe	15
Figure 4. Biểu đồ phần trăm dữ liệu bị thiếu mỗi cột	15
Figure 5 Xây dựng Image từ Docker File	18
Figure 6 Cấu hình Docker Compose	19
Figure 7 Hàm giả lập User-Agent để tránh bị phát hiện là bot	19
Figure 8 Hàm Random thời gian chống bot	20
Figure 9 Hàm lấy tiêu đề sản phẩm	20
Figure 10 Hàm lấy giá hiện tại của sản phẩm	20
Figure 11 Hàm lấy giá gốc của sản phẩm	20
Figure 12 Lấy URL sản phẩm	21
Figure 13 Lấy đánh giá sản phẩm	21
Figure 14 Hàm lấy số lượng đánh giá	21
Figure 15 Hàm số lượng bán ra	21
Figure 16 Một phần của hàm lấy thông tin chi tiết sản phẩm	22
Figure 17 Một phần của hàm xử lí các tác vụ chính	22
Figure 18 Các tham số DAG	23
Figure 19 Các tham số gọi hàm thực hiện	23
Figure 20 Chia nhiều file thực hiện	24
Figure 21 Kết quả file CSV	24
Figure 22 Kết quả file json	24
Figure 23 Hàm merge file csv (1)	25
Figure 24 Hàm merge file csv (2)	25
Figure 25. Các cột có thể được giữ lại	26
Figure 26. Đổi tên cột	26

Figure 27. Xử ký cột price, old_price và rating	.27
Figure 28. Kết quả price, old_price và rating	.27
Figure 29. Xử lý cột reviews, purchases	.28
Figure 30. Kết quả reviews, purchases	.29
Figure 31. Đếm số Brands	.30
Figure 32. Loc Brands	.31
Figure 33. Xử lý cột Brands	.31
Figure 34. Kết quả Brands	.32
Figure 35. Xử lý cột Memory Storage Capacity, Digital Storage Capacity (1)	.33
Figure 36. Xử lý cột Memory Storage Capacity, Digital Storage Capacity (2)	.33
Figure 37. Xử lý cột Memory Storage Capacity, Digital Storage Capacity (3)	.34
Figure 38. Xử lý cột Memory Storage Capacity, Digital Storage Capacity (4)	.34
Figure 39. Kết quả Memory Storage Capacity, Digital Storage Capacity	.35
Figure 40. Xử lý cột Hardware Interface	.36
Figure 41. Kết quả Hardware Interface	.37
Figure 42. Xử lý cột Write Speed	.38
Figure 43. Kết quả Write Speed	.38
Figure 44. Xử lý cột Read Speed	.39
Figure 45. Kết quả Read Speed	.39
Figure 46. Đếm số Color	.40
Figure 47. Xử lý cột Color	.41
Figure 48. Kết quả Color	.41
Figure 49. Loại bỏ hàng bị lặp và bị thiếu dữ liệu	.42
Figure 50. Kết quả dataframe sau làm sạch dữ liệu	.42
Figure 51. Kỹ thuật MinMaxScaler lên các cột dữ liệu số	.43
Figure 52. StringIndexer + One-hot Encoding	.44
Figure 53 Điều kiện dừng	.47
Figure 54. Eps-neighborhood	.54

Figure 55. Directly density-reachable	55
Figure 56. Density-reachable	56
Figure 57. Density-connected	56
Figure 58. Phân loại các điểm trong DBScan	57
Figure 59. Mô tả song song hóa giải thuật DBScan	60
Figure 60. Xử lý dữ liệu đầu vào	61
Figure 61. Tính khoảng cach Euclidean giữa các điểm	61
Figure 62. Khởi tạo eps và minPts và broadcast giá trị	62
Figure 63. Tìm hàng xóm cho tất cả các điểm	62
Figure 64. Phân loại điểm core và khởi tạo cluster ban đầu cho các điểm	62
Figure 65. Tìm các điểm noise	63
Figure 66. Tìm các điểm core	63
Figure 67. Tìm các điểm border	63
Figure 68. Cập nhật các điểm border vào dataframe	63
Figure 69. Mở rộng cụm từ một điểm core	64
Figure 70. Hàm mở rộng cụm	65
Figure 71 Số lượng dữ liệu ở mỗi cụm	66
Figure 72. Kết quả phân cụm bằng DBScan	67
Figure 73 Chỉ số silhouette score cài đặt không dùng thư viện máy học	69
Figure 74 Chỉ số silhouette score cài đặt dùng thư viện máy học	70
Figure 75 Phân cụm không dùng thư viện máy học	71
Figure 76 Phân cụm sử dụng thư viện máy học	72
Figure 77. Chỉ số Silhoutte của DBScan	73
Figure 78. Heatmap của DBScan	73

CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN ĐỀ TÀI

1.1. Lý do chọn đề tài

- Trong thời đại thương mại điện tử bùng nổ, Amazon đã trở thành một trong những nền tảng mua sắm trực tuyến lớn nhất toàn cầu với hàng triệu sản phẩm thuộc nhiều danh mục khác nhau. Điều này đặt ra thách thức lớn cho cả người tiêu dùng và doanh nghiệp trong việc lựa chọn sản phẩm, tối ưu hóa chiến lược kinh doanh, và phân tích dữ liệu trên quy mô lớn.
- Việc phân cụm các loại sản phẩm trên Amazon giúp cung cấp một cái nhìn tổng quan về cơ cấu nhóm sản phẩm và mang lại nhiều lợi ích thiết thực như:
 - O Cá nhân hóa trải nghiệm người dùng.
 - o Hỗ trợ doanh nghiệp tối ưu chiến lược marketing
 - O Quản lý kho hàng hiệu quả.
 - O Khám phá xu hướng thị trường và nhóm sản phẩm tiềm năng.
- Với những lợi ích trên, nhóm quyết định sử dụng thuật toán phân cụm K-Means và DBSCAN để phân loại các sản phẩm bộ nhớ dựa trên bộ dữ liệu thu thập từ Amazon, phục vụ mục tiêu học tập và nghiên cứu.

1.2. Giới thiệu nguồn dữ liệu

- Nguồn dữ liệu: https://www.amazon.com/s?i=computers-intl-ship&bbn=16225007011&rh=n%3A16225007011%2Cn%3A1292110011

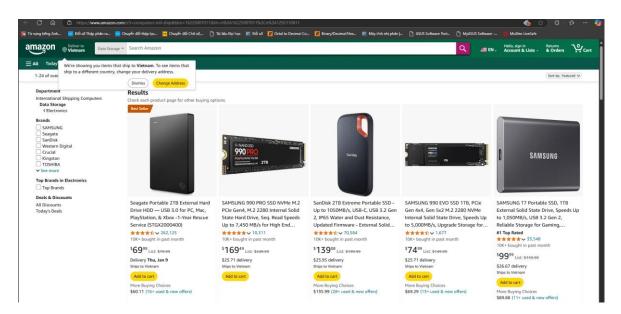


Figure 1. Trang Amazon

- Nguồn dữ liệu được thu nhập từ trang amazon về các sản phẩm bộ nhớ bao gồm có 3740 hàng và 140 cột dữ liệu.
- Mỗi hàng dữ liệu sẽ bao gồm thông tin của sản phẩm bộ nhớ, được chia thành 2 loại chủ yếu là USB và SSD + HDD. Các thông tin bao gồm, giá cả, số điểm đánh giá, lượt đánh giá, thông số kỹ thuật, etc...

1.3. Mô tả dữ liệu

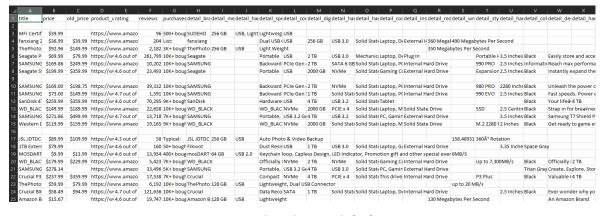


Figure 2. File Excel dữ liệu

Thuộc tính	Mô tả
title	Tiêu đề sản phẩm

price	Giá hiện tại của sản phẩm
old_price	Giá gốc của sản phẩm (nếu có)
product_url	Liên kết đến trang chi tiết sản phẩm
rating	Đánh giá trung bình của sản phẩm
reviews	Số lượng đánh giá
purchases	Số lượng đã mua
detail_brand	Thương hiệu sản phẩm
detail_memory_storage_capacity	Dung lượng lưu trữ
detail_hardware_interface	Giao diện phần cứng
detail_special_feature	Tính năng đặc biệt
detail_read_speed	Tốc độ đọc dữ liệu
detail_write_speed	Tốc độ ghi dữ liệu
detail_item_dimensions	Kích thước sản phẩm
detail_weight	Trọng lượng sản phẩm
detail_operating_system	Hệ điều hành tương thích
detail_specific_uses_for_product	Mục đích sử dụng cụ thể
detail_color	Màu sắc của sản phẩm
detail_model_name	Tên model của sản phẩm
detail_material	Vật liệu của sản phẩm
detail_included_components	Các thành phần đi kèm
detail_compatible_devices	Các thiết bị tương thích
detail_data_transfer_rate	Tốc độ truyền dữ liệu
detail_power_source	Nguồn năng lượng

Đánh giá sơ bộ:

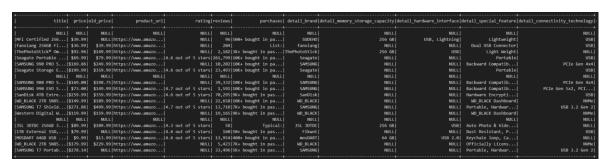


Figure 3. Hiển thị dưới dạng Dataframe

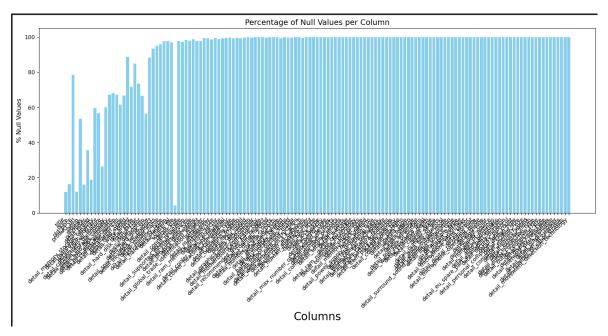


Figure 4. Biểu đồ phần trăm dữ liệu bị thiếu mỗi cột

- Biểu đồ trên cho ta thấy lượng lớn dữ liệu bị thiếu, nhiều cột gần như không có dữ liệu.
- Cột title qua đánh giá sơ bộ có thể chứa dữ liệu liên quan đến thông số của sản phẩm, có thể khai thác trong quá trình làm sạch dữ liệu để có thể dữ lại một só cột.
- Do dữ liệu bị thiếu quá nhiều nên chỉ có thể tập trung xử lý trước vấn đề bị thiểu do không có có dữ liệu đủ để khai thác.

1.4. Mô tả bài toán

- Trong báo cáo này, nhóm thực hiện phương pháp phân cụm bằng thuật toán

KMeans và DBScan dựa trên sự tương đồng của dữ liệu và tìm ra tập luật để dự đoán. Từ đó giúp rõ hơn các sản phầm bộ nhớ được phân phối và bán trên sàn thương mại điện tử Amazon.

CHƯƠNG 2: LẤY DỮ LIỆU TỪ AMAZON

2.1. Apache Airflow

2.1.1. Giới thiệu

- Apache Airflow là một nền tảng mã nguồn mở dùng để phát triển, lên lịch và giám sát các luồng công việc theo lô (batch-oriented workflows). Khung mở rộng bằng Python của Airflow cho phép bạn xây dựng các luồng công việc kết nối với hầu như bất kỳ công nghệ nào. Giao diện web hỗ trợ quản lý trạng thái của các luồng công việc. Airflow có thể triển khai theo nhiều cách, từ một tiến trình duy nhất trên máy tính cá nhân của bạn đến một cấu hình phân tán để hỗ trợ ngay cả các luồng công việc lớn nhất.

2.1.2. Kiến trúc

- Kiến trúc của Airflow bao gồm nhiều thành phần. Các phần sau đây mô tả chức năng của từng thành phần và liệu chúng có cần thiết cho việc cài đặt Airflow ở mức tối thiểu hay thành phần tùy chọn để đạt được khả năng mở rộng, hiệu suất và khả năng mở rộng Airflow tốt hơn
- Các thành phần cần thiết trong Airflow: Một cài đặt tối thiểu của Airflow cần bao gồm các thành phần sau:

2.1.2.a. Scheduler

Nhiệm vụ:

Lên lịch và kích hoạt các luồng công việc (workflows) theo thời gian định trước.

Gửi các task đến executor để thực thi.

Executor:

Là một thuộc tính cấu hình của Scheduler, không phải là một thành phần tách biệt.

Chạy trong cùng tiến trình với Scheduler.

Airflow cung cấp nhiều loại executor có sẵn, hoặc bạn có thể tự viết

executor của riêng mình.

2.1.2.b. Webserver

Cung cấp giao diện người dùng để kiểm tra, kích hoạt và gỡ lỗi DAGs (Directed Acyclic Graphs) và các task.

2.1.2.c. Thu muc DAG Files

Chứa các file định nghĩa DAG.

Scheduler đọc các file này để xác định task cần chạy và thời điểm thực thi.

2.1.2.d. Metadata Database

Lưu trữ trạng thái và thông tin lịch sử của workflows và tasks.

Cơ sở dữ liệu này là thành phần bắt buộc để Airflow hoạt động.

Hướng dẫn cài đặt Metadata Database có thể được tham khảo trong tài liệu Set up a Database Backend.

2.2. Crawl data từ Amazon phục vụ cho đồ án

2.2.1. Sử dụng Docker để setup Airflow

- Chọn phiên bản Airflow phù hợp với python để sử dụng trong Docker

```
You, 2 months ago | 1 author (You)

FROM apache/airflow:2.10.0-python3.11

USER root

RUN apt-get update && apt-get install -y git && apt-get clean

USER airflow

6
```

Figure 5 Xây dung Image từ Docker File

- Sử dụng docker compose để chạy container làm server cho airflow

Figure 6 Cấu hình Docker Compose

1.1.1. Crawl Data tù Amazon

Tạo tiêu đề HTTP (headers) ngẫu nhiên, bao gồm các User-Agent khác nhau,
 nhằm giả lập các trình duyệt khác nhau khi gửi request.

```
| def generate headers():
| user_agents = [
| 'Mozilla/5.0 (Windows NT 10.0; Win64; x64) AppleWebKit/537.36 (KHTML, like Gecko) Chrome/120.0.0]
| 'Mozilla/5.0 (Windows NT 10.0; Win64; x64) AppleWebKit/537.36 (KHTML, like Gecko) Chrome/110.0.0]
| 'Mozilla/5.0 (Macintosh; Intel Mac OS X 10_15_7) AppleWebKit/537.36 (KHTML, like Gecko) Chrome/12
| 'Mozilla/5.0 (Macintosh; Intel Mac OS X 10_15_7) AppleWebKit/537.36 (KHTML, like Gecko) Chrome/12
| 'Mozilla/5.0 (Windows NT 10.0; Win64; x64; rv:109.0) Gecko/20100101 Firefox/110.0',
| 'Mozilla/5.0 (Windows NT 10.0; Win64; x64; rv:109.0) Gecko/20100101 Firefox/110.0',
| 'Mozilla/5.0 (Macintosh; Intel Mac OS X 10_15_7) AppleWebKit/605.1.15 (KHTML, like Gecko) Version
| 'Mozilla/5.0 (Mindows NT 10.0; Win64; x64) AppleWebKit/605.1.15 (KHTML, like Gecko) Chrome/120.0.0,
| 'Mozilla/5.0 (Windows NT 10.0; Win64; x64) AppleWebKit/537.36 (KHTML, like Gecko) Chrome/120.0.0,
| 'Mozilla/5.0 (X11; Linux x86_64) AppleWebKit/537.36 (KHTML, like Gecko) Chrome/120.0.0,
| 'Mozilla/5.0 (X11; Linux x86_64) AppleWebKit/537.36 (KHTML, like Gecko) Chrome/120.0.0,
| 'Mozilla/5.0 (X11; Linux x86_64) AppleWebKit/537.36 (KHTML, like Gecko) Chrome/110.0.0,
| 'Mozilla/5.0 (X11; Linux x86_64) AppleWebKit/537.36 (KHTML, like Gecko) Chrome/120.0.0,
| 'Mozilla/5.0 (X11; Linux x86_64) AppleWebKit/537.36 (KHTML, like Gecko) Chrome/120.0.0,
| 'Mozilla/5.0 (X11; Linux x86_64) AppleWebKit/537.36 (KHTML, like Gecko) Chrome/120.0.0,
| 'Mozilla/5.0 (X11; Linux x86_64) AppleWebKit/537.36 (KHTML, like Gecko) Chrome/120.0.0,
| 'Accept-Language': 'en-US, en;q=0.5',
| 'Accept-Language
```

Figure 7 Hàm giả lập User-Agent để tránh bị phát hiện là bot

- Tạo một khoảng thời gian trễ ngẫu nhiên từ 5 đến 7 giây để tránh bị phát hiện là bot khi gửi nhiều request đến Amazon.

```
def get_random_delay():
    return random.uniform(5, 7)
```

Figure 8 Hàm Random thời gian chống bot

- Lấy tiêu đề sản phẩm từ HTML sử dụng BeautifulSoup. Tìm các phần tử phù hợp dựa trên class CSS.

Figure 9 Hàm lấy tiêu đề sản phẩm

- Lấy giá hiện tại của sản phẩm.

```
def get title(soup):
    try:
    title_element = soup.find("a", class_="a-link-normal s-line-clamp-4 s-link-style a-text-normal")
    if title_element:
        h2_element = title_element.find("h2", class_="a-size-base-plus a-spacing-none a-color-base a-text-normal")
        if h2_element:
            span_element = h2_element.find("span")
            return span_element.get_text(strip=True) if span_element else ""
            return ""
```

Figure 10 Hàm lấy giá hiện tại của sản phẩm

- Lấy giá gốc của sản phẩm nếu có giảm giá.

Figure 11 Hàm lấy giá gốc của sản phẩm

- Tạo URL đầy đủ dẫn đến sản phẩm dựa trên thuộc tính href của thẻ HTML.

```
def get_product_url(soup):
    try:
        return "https://www.amazon.com" + soup.find("a", class_="a-link-normal s-line-clamp-4 s-link-style a-text-normal")['href']
    except (TypeError, AttributeError):
        return ""
```

Figure 12 Lấy URL sản phẩm

- Lấy đánh giá của sản phẩm

```
def get_product_url(soup):
    try:
        return "https://www.amazon.com" + soup.find("a", class_="a-link-normal s-line-clamp-4 s-link-style a-text-normal")['href']
    except (TypeError, AttributeError):
        return ""
```

Figure 13 Lấy đánh giá sản phẩm

- Lấy số lượng đánh giá cho sản phẩm.

Figure 14 Hàm lấy số lượng đánh giá

- Lấy số lượng mua hàng nếu có thông tin này.

```
def get_purchase_count(soup):
    try:
        return soup.find("span", class_="a-size-base a-color-secondary").get_text(strip=True)
    except AttributeError:
        return ""
```

Figure 15 Hàm số lượng bán ra

- Lấy thêm thông tin chi tiết từ trang sản phẩm như mô tả, thương hiệu, kiểu dáng (style), và các đặc điểm kỹ thuật khác.

```
def get_product_details(product_url):
    try:
        headers = generate_headers()

with requests.Session() as session:
        page = session.get(product_url, headers=headers, timeout=10)

soup = BeautifulSoup(page.content, "html.parser")

details = {}
    info_sections = [
        soup.find("div", class_="a-section a-spacing-small a-spacing-top-small"),
        soup.find("div", id="productDetails_techSpec_section_1")

}

vow_last week = update crawl

style_section = soup.find("div", id="variation_style_name")
    if style_section:
        try:
            style_label = style_section.find("label", class_="a-form-label")
```

Figure 16 Một phần của hàm lấy thông tin chi tiết sản phẩm

- Hàm chính thực hiện các tác vụ: khởi tạo thư mục để lưu trữ dữ liệu, lặp qua các trang, thu thập dữ liệu sản phẩm bằng các hàm, ghi dữ liệu thành các file json và csv.

Figure 17 Một phần của hàm xử lí các tác vụ chính

Định nghĩa các tham số mặc định cho DAG

Figure 18 Các tham số DAG

Tên dag, mô tả, lịch trình, nhiệm vụ gọi hàm chính thực hiện thu thập dữ liệu

Figure 19 Các tham số gọi hàm thực hiện

- Chia thành nhiều file để thực hiện crawl cùng lúc nhiều danh sách trang

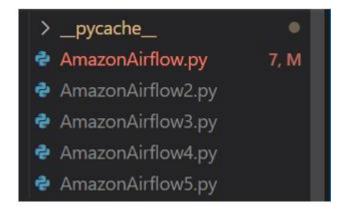


Figure 20 Chia nhiều file thực hiện

- Kết quả File CSV và Json

Figure 21 Kết quả file CSV

```
"title": "ThePhotoStick* Omni 128G8 - Secure Photo & Video Backup and Transfer | Digital File Organization | USB
"price": "$79.99",
"old_price": "$84.99",
"product_url": "https://www.amazon.com/sspa/click?ie=UTFB&spc=MTo3MjM2NTY@NzIyMzg2ODQxOjE3MzQ1MTAxODk6c3BfYXRmX2"rating": "",
"reviews": "6,229",
"purchases": "18K+ bought in past month",
"detail_brand": "ThePhotoStick",
"detail_brand": "ThePhotoStick",
"detail_hardware_interface": "USB 08",
"detail_hardware_interface": "USB",
"detail_special_feature": "Lightweight, Dual USB Connector",
"detail_write_speed": "up to 20 M8/s"
```

Figure 22 Kết quả file json

- Merge file CSV sau khi thu thập dữ liệu

Figure 23 Hàm merge file csv (1)

```
# Doc và hop nhất tất cả các tệp CSV

merged_df = spark.read.option("header", "true").csv(csv_files)

# Tạo thư mục đầu ra nếu chưa tòn tại

output_directory = os.path.dirname(output_file) or '.'

os.makedirs(output_directory, exist_ok=True)

# Ghi tệp hợp nhất ra CSV

merged_df.coalesce(1).write.option("header", "true").csv(output_file, mode="overwrite")

print(f"\nMerging complete!")

print(f"Total files merged: {len(csv_files)}")

print(f"Output directory: {output_file}")

print(f"Total rows in merged file: {merged_df.count()}")

# Dùng SparkSession

spark.stop()

return len(csv_files)
```

Figure 24 Hàm merge file csv (2)

CHƯƠNG 3: KỸ THUẬT TIỀN XỬ LÝ

3.1. Làm sạch dữ liệu

3.1.1. Loại bỏ cột bị thiếu dữ liệu

 Do dữ liệu bị thiếu nhiều, chỉ có thể giữ lại một số cột đầu có thể khai thác được thông tin từ cột title.

Figure 25. Các cột có thể được giữ lại

Thông qua đánh giá title, các cột trên là các cột có thể khai thác tốt dữ liệu từ cột title. Sau đó ta sẽ đổi tên một số cột được giữ lại để thuận tiện trong quá trình tiền xử lý.

```
spark_df = spark_df.withColumnRenamed("detail_brand", "Brand")\
    .withColumnRenamed("detail_memory_storage_capacity", "Memory Storage Capacity")\
    .withColumnRenamed("detail_hardware_interface", "Hardware Interface")\
    .withColumnRenamed("detail_digital_storage_capacity", "Digital Storage Capacity")\
    .withColumnRenamed("detail_read_speed", "Read Speed")\
    .withColumnRenamed("detail_write_speed", "Write Speed")\
    .withColumnRenamed("detail_color", "Color")
spark_df.show()
```

Figure 26. Đổi tên cột

3.1.2. Xử lý cột price, old_price, rating

- Đối với hai cột price và old_price, ta cần loại bỏ ký hiệu '\$' để có thể chuyển dữ liệu về lại dạng double (hoặc double) để cho thuận tiến công đoạn tính toánt trong lúc khai thác dữ liệu.
- Trong lúc xử lý, nếu cột old_price bị thiếu dữ liêu, ta sẽ lấy giá trị từ cột price để điền vào, trong trường hợp price cũng bị thiếu thì ta sẽ bỏ qua và loại hàng dữ liệu đó sau pha làm sạch dữ liệu.
- Đối với cột rating thì ta cần biến kiểu dữ liệu dạng string về lại định dạng

double, nếu dữ liệu không có thì ta sẽ điền giá trị 0.

Figure 27. Xử ký cột price, old_price và rating

+	old_price	rating
NULL NULL	NULL	0.0
MFi Certified 256 39.99	39.99	0.0
fanxiang 256GB Fl 36.99	39.99	0.0
ThePhotoStick® Om 92.96	149.99	0.0
Seagate Portable 69.99	79.99	4.599999904632568
SAMSUNG 990 PRO S 169.86	249.99	0.0
Seagate Storage E 199.99	359.99	4.599999904632568
NULL NULL	NULL	0.0
SAMSUNG 980 PRO S 169.0	198.75	0.0
SAMSUNG 990 EVO S 73.0	149.99	4.699999809265137
SanDisk 4TB Extre 259.99	359.99	4.599999904632568
WD_BLACK 2TB SN85 149.99	189.99	0.0
SAMSUNG T7 Shield 271.86	499.99	4.699999809265137
Western Digital W 119.99	159.99	0.0
NULL NULL	NULL	0.0
JSL JDTDC 256GB 3 89.99	109.99	4.300000190734863
1TB External SSD, 79.99	79.99	4.599999994632568
MOSDART 64GB USB 9.99	13.99	4.599999994632568
WD_BLACK 2TB SN85 179.99	229.99	0.0
SAMSUNG T7 Portab 278.14	278.14	0.0
+		++
only showing top 20 rows		

Figure 28. Kết quả price, old_price và rating

3.1.3. Xử lý cột reviews, purchases

- Đối với cột reviews, ta chỉ cần đổi lại dữ liệu thành dạng số (int).
- Đối với cột purchases, kiểu dữ liệu ban đầu là string, số lượng sản phẩm bán ra được ở tháng trước (VD: 10K+ bought in last month). Cần phải lấy giá trị ra và chuyển đổi về dạng số.

Figure 29. Xử lý cột reviews, purchases

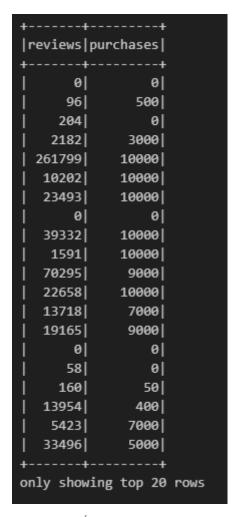


Figure 30. Kết quả reviews, purchases

3.1.4. Xử lý cột Brands

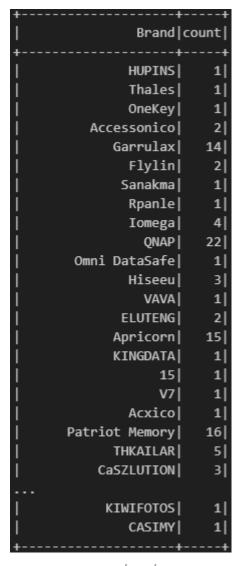


Figure 31. Đếm số Brands

- Dựa trên hình, ta thấy cột Brand nhiều hảng lớn nhỏ khác nhau, điều này có thể dẫn tới nhiễu dữ liệu do quá nhiều giá trị nên trước tiên, ta sẽ lọc bớt các hãng nhỏ lẽ chỉ xuất hiện vài lần với số lần xuất hiện phải ít nhất trên 10 lần mới được chấp nhận (Threshold > 10).

```
Tabnine|Edit|Test|Explain|Document|Ask
def filter_brands_by_count(df, threshold):
    brand_counts = df.groupBy("Brand").count()
    filtered_brands = brand_counts.filter(F.col("count") > threshold).select("Brand")
    return [row["Brand"] for row in filtered_brands.collect()]

threshold = 10

accepted_brands = filter_brands_by_count(spark_df, threshold)
accepted_brands
```

Figure 32. Loc Brands

- Mảng accepted_brands chứa các hãng xuất hiện trên 10 lần, từ đây, nếu giá trị là trống thì trước tiên sẽ kiếm dữ liệu trong title và so sánh với mảng accepted_brands, nếu phù hợp sẽ điền vào giá trị còn nếu không thì sẽ điền 'others' đại diện cho các hãng nhỏ hoặc không có. Trong trường hợp dữ liệu đã có thì sẽ so sánh với mảng, nếu không hợp sẽ tương tự điền vào 'others'.
- Sau khi hoàn thành bước trên thì ta sẽ chuẩn hóa cột theo lowercase.

Figure 33. Xử lý cột Brands

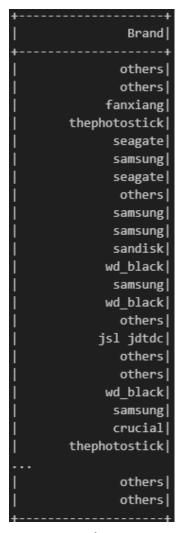


Figure 34. Kết quả Brands

3.1.5. Xử lý cột Memory Storage Capacity, Digital Storage Capacity

- Do dữ liệu của sản phẩm bộ nhớ được chia thành hai loại là USB và SSD, HDD, nên tương tự ta sẽ có Memory Storage Capacity chứa thông tin về độ lớn của USB và Digital Storage Capacity.
- Tương tự như chiến thuật xử lý đề ra ban đầu, ta sẽ tìm dữ liệu trong title trong trường hợp bị thiếu, nhưng trước tiên cần so sánh xem sản phẩm đó thuộc loại nào.
- Sau khi toàn bộ dữ liệu được điền vào, ta sẽ chuẩn hóa toàn bộ về đơn vị
 GB. Ngoài ra, nếu sản phẩm là có dữ liệu một bên và không có bên còn lại,

giá trị 0 sẽ được điền vào chỗ trống.

```
usb_pattern = r"(?i)\bUSB\b
ssd_patterns = r"(?i)\bSDb|\bSolid State Driveb|\bPortable External Hard Driveb|\bHDDbb"
spark_df = (
   spark_df
    .withColumn(
        "Memory Storage Capacity",
           F.col("Memory Storage Capacity").isNull() & F.col("title").rlike(usb pattern),
           F.regexp\_extract(F.col("title"), r"(\d+(?:\.\d+)?\s?(TB|GB|MB))", 0)
        ).otherwise(F.col("Memory Storage Capacity"))
    .withColumn(
        "Digital Storage Capacity",
       F.when(
           F.col("Digital Storage Capacity").isNull() & F.col("title").rlike(ssd_patterns),
           F.regexp_extract(F.col("title"), r"(\d+(?:\.\d+)?\s?(TB|GB|MB))", 0)
        ).otherwise(F.col("Digital Storage Capacity"))
spark_df.select('Memory Storage Capacity', 'Digital Storage Capacity').show()
```

Figure 35. Xử lý cột Memory Storage Capacity, Digital Storage Capacity (1)

```
# Xóa các khoảng trống dư thừa giữa giá trị và đơn vị
spark_df = spark_df.withColumn(
    "Memory Storage Capacity",
    F.regexp_replace(F.col("Memory Storage Capacity"), "\\s+", "")
).withColumn(
    "Digital Storage Capacity",
    F.regexp_replace(F.col("Digital Storage Capacity"), "\\s+", "")
)

# Đẩy giá trị 0 vào các cột trống
spark_df = spark_df.fillna("0", subset=["Memory Storage Capacity", "Digital Storage Capacity"])
```

Figure 36. Xử lý cột Memory Storage Capacity, Digital Storage Capacity (2)

```
unit_multiplier = {
    "TB": 1024,
    "GB": 1,
    "MB": 1/1024
}

# Thêm cột mới cho phân giá trị

spark_df = spark_df \
    .withColumn("numeric_value", regexp_extract(col("Digital Storage Capacity"), r"(\d+\.?\d*)", 1)
    .cast("float"))

# Thêm cột mới cho phân

spark_df = spark_df\
    .withColumn("unit", regexp_extract(col("Digital Storage Capacity"), r"([A-Za-z]+)", 1))

# Chuẩn hóa sang dạng GB

spark_df = spark_df.withColumn(
    "Digital Storage Capacity (GB)",
    | when(col("unit") == "B", col("numeric_value") * unit_multiplier["TB"])
    .when(col("unit") == "TB", col("numeric_value") * unit_multiplier["GB"])
    .when(col("unit") == "MB", col("numeric_value") * unit_multiplier["MB"])
    .otherwise(None)
}

spark_df.select('Digital Storage Capacity', 'Digital Storage Capacity (GB)').show()
```

Figure 37. Xử lý cột Memory Storage Capacity, Digital Storage Capacity (3)

```
# Turong tu cho Memory Storage Capacity
spark_df = spark_df.withColumn("numeric_value_mem", regexp_extract(col("Memory Storage Capacity"), r"(\d+\.?\d*)", 1).cast("float"))
spark_df = spark_df.withColumn("unit_mem", regexp_extract(col("Memory Storage Capacity"), r"([A-Za-Z]+)", 1))
spark_df = spark_df.withColumn(
    "Memory Storage Capacity (6B)",
    when(col("uneric_value_mem") == 0, 0)  # Keep zero values unchanged
    .when(col("unit_mem") == "TB", col("numeric_value_mem") * unit_multiplier["TB"])
    .when(col("unit_mem") == "GB", col("numeric_value_mem") * unit_multiplier["GB"])
    .when(col("unit_mem") == "MB", col("numeric_value_mem") * unit_multiplier["MB"])
    .otherwise(None)
)

# Bó các cột không cân thiết
spark_df = spark_df.drop("numeric_value", "unit", "numeric_value_mem", "unit_mem", "Digital Storage Capacity", "Memory Storage Capacity")
```

Figure 38. Xử lý cột Memory Storage Capacity, Digital Storage Capacity (4)

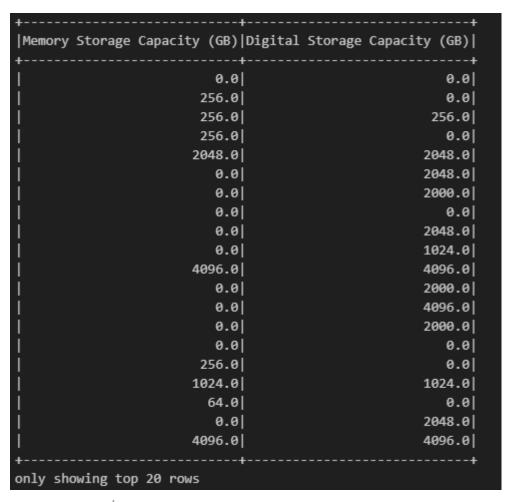


Figure 39. Kết quả Memory Storage Capacity, Digital Storage Capacity

3.1.6. Xử lý cột Hardware Interface

Tương tự cột Brand nhưng không cần phải lọc ra các Interface do số lượng
 Interface nhỏ.

```
hardware_interfaces = ["USB 3.0", "USB", "USB 3.2 Gen 1", "USB 2.0", "USB 3.2 Gen 2", "3.2 USB"]
spark_df = spark_df.withColumn("temp_title", F.regexp_replace(F.col("title"), "[,]", ""))
hardware_interface_expr = F.coalesce(
    *[F.when(F.col("temp_title").contains(interface), interface) for interface in hardware_interfaces],
    F.lit("USB")
spark_df = spark_df.withColumn(
     __
"Hardware Interface",
    F.when(F.col("Hardware Interface").isNull(), hardware_interface_expr)
    .otherwise(F.col("Hardware Interface"))
spark_df = spark_df.withColumn(
    "Hardware Interface",
    F.when(
        (F.col("Hardware Interface").isNull()) |
        (~F.col("Hardware Interface").isin(hardware_interfaces)),
        F.coalesce(
            *[F.when(F.col("temp_title").contains(interface), interface) for interface in hardware_interfaces],
    ).otherwise(F.col("Hardware Interface"))
```

Figure 40. Xử lý cột Hardware Interface

+	+
temp_title Hardware	Interface
+	+
NULL	USB
MFi Certified 256	USB
fanxiang 256GB Fl	USB
ThePhotoStick® Om	USB
Seagate Portable	USB 3.0
SAMSUNG 990 PRO S	USB
Seagate Storage E	USB
NULL	USB
SAMSUNG 980 PRO S	USB
SAMSUNG 990 EVO S	USB
SanDisk 4TB Extre	USB
WD_BLACK 2TB SN85	USB
SAMSUNG T7 Shield	USB
Western Digital W	USB
NULL	USB
JSL JDTDC 256GB 3	USB
1TB External SSD	USB
MOSDART 64GB USB	USB 2.0
WD_BLACK 2TB SN85	USB
SAMSUNG T7 Portab	USB
Crucial P3 Plus 4	USB
ThePhotoStick® Om	USB
SanDisk 256GB Ult	USB 3.0
+	+
only showing top 67 rows	

Figure 41. Kết quả Hardware Interface

3.1.7. Xử lý cột Write Speed, Read Speed

- Tương tự như cột Memory Storage Capacity, ta sẽ tìm dữ liệu trong title nếu dữ liệu trống và bỏ qua nếu dữ liệu đã có. Trong trường hợp nếu title không có đữ liệu thì sẽ điền 0.
- Đối với Read Speed, tương tự như Write Speed nhưng trong trường hợp dữ liệu bị thiếu thì ta sẽ lấy dữ liệu của Write Speed điền vào Read Speed.

Figure 42. Xử lý cột Write Speed

```
------
               title|Write Speed|
|MFi Certified 256...|
                             0.0
fanxiang 256GB Fl...
                           490.0
ThePhotoStick® Om...|
                             0.0
|Seagate Portable ...|
                             0.0
SAMSUNG 990 PRO S...
                          7450.0
|Seagate Storage E...|
                             0.0
                NULL |
                             0.0
SAMSUNG 980 PRO S...
                             0.0
SAMSUNG 990 EVO S...
                          5000.0
|SanDisk 4TB Extre...|
                            50.0
|WD BLACK 2TB SN85...|
                          7300.0
|SAMSUNG T7 Shield...|
                            50.0
|Western Digital W...|
                          5150.0
                NULL
                             0.0
|JSL JDTDC 256GB 3...|
                             0.0
1TB External SSD,...
                             0.0
|MOSDART 64GB USB ...|
                             0.0
|WD_BLACK 2TB SN85...|
                          7300.0
SAMSUNG T7 Portab...
                          1050.0
only showing top 20 rows
```

Figure 43. Kết quả Write Speed

Figure 44. Xử lý cột Read Speed

```
title|Read Speed|
                 NULL|
                             0.0
MFi Certified 256...
                             0.0
 fanxiang 256GB Fl...
                           560.0
 ThePhotoStick® Om...|
                           350.0
 Seagate Portable ...|
                             0.0
 SAMSUNG 990 PRO S...
                          7450.0
 Seagate Storage E...
                             0.0
                             0.0
 SAMSUNG 980 PRO S...
                             0.0
 SAMSUNG 990 EVO S...
                          5000.0
|SanDisk 4TB Extre...|
                            50.0
|WD BLACK 2TB SN85...|
                          7300.0
SAMSUNG T7 Shield...
                             50.0
|Western Digital W...|
                          5150.0
                             0.0
 JSL JDTDC 256GB 3...
                             0.0
 1TB External SSD,...
                             0.0
 MOSDART 64GB USB ...
                             0.0
WD BLACK 2TB SN85...
                          7300.0
 SAMSUNG T7 Portab..
                          1050.0
only showing top 20 rows
```

Figure 45. Kết quả Read Speed

3.1.8. Xử lý cột Color

 Tương tự như Brands, đánh giá sơ bộ cho ta thấy không những xuất hiện lượng lớn Color khác nhau, cột cũng bị nhiễu dữ liệu do các dữ liệu không liên quan xuất hiện.

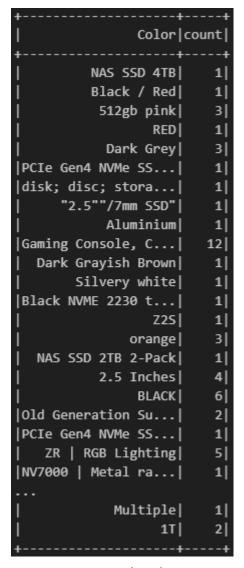


Figure 46. Đếm số Color

- Bắt buộc phải tạo hẵn một mảng chứa các màu định sẵn để xử lý.

Trường Đại học công nghệ thông tin

Figure 47. Xử lý cột Color

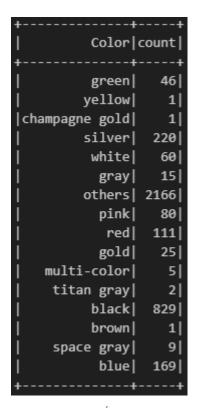


Figure 48. Kết quả Color

3.1.9. Loại bỏ các hàng bị thiếu dữ liệu và bị lặp

```
spark_df = spark_df.dropDuplicates()
spark_df = spark_df.na.drop()
spark_df.show()
```

Figure 49. Loại bỏ hàng bị lặp và bị thiếu dữ liệu

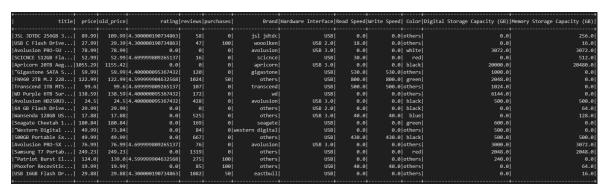


Figure 50. Kết quả dataframe sau làm sạch dữ liệu

3.2. Chuẩn bị dữ liệu cho kỹ thuật khai thác

3.2.1. Kỹ thuật MinMaxScaler:

Min/Max scaling là kỹ thuật lấy từng giá trị trừ đi cho giá trị tối thiểu sau
 đó chia cho hiệu giá trị lớn nhất và nhỏ nhất.

$$X_{new} = \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

 Kỹ thuật này chia tỷ lệ lại một đặc tính hoặc giá trị quan sát với giá trị phân phối từ 0 đến 1.

42

```
# Các feature cần sử dụng MinMaxScaler
numerical_features = ["price", "old_price", "rating", "reviews",
                      "purchases", "Write Speed", "Read Speed",
                      "Digital Storage Capacity (GB)", "Memory Storage Capacity (GB)"]
for feature in numerical_features:
   window_spec = Window.partitionBy()
   # Tính toán min, max thông qua Window
   spark_df = spark_df.withColumn("feature_min", min(col(feature)).over(window_spec))
   spark_df = spark_df.withColumn("feature_max", max(col(feature)).over(window_spec))
   # Áp dụng MinMaxScaler lên cột features
   spark_df = spark_df.withColumn(
       feature,
       F.when((col("feature_max") - col("feature_min")) != 0,
              (col(feature) - col("feature_min")) / (col("feature_max") - col("feature_min"))
              ).otherwise(lit(0))
   # Drop các cột tạm
   spark_df = spark_df.drop("feature_min", "feature_max")
```

Figure 51. Kỹ thuật MinMaxScaler lên các cột dữ liệu số

3.2.2. Kỹ thuật StringIndex + One-hot Encoding:

- String Indexer là một kỹ thuật được sử dụng để chuyển đổi các giá trị chuỗi (categorial data) thành giá trị số (numeric data) bằng cách ánh xạ từng giá trị chuỗi trong cột thành một giá trị số nguyên. Ví dụ: ["apple", "banana", "orange"] -> ["0", "1", "2"]. Quá trình này sắp xếp các chuỗi dựa trên tần suất xuất hiện của chúng (giá trị có tần suất cao nhất sẽ được ánh xạ vào số nhỏ nhất, thường là 0).
- One-hot encoding là kỹ thuật chuyển đổi dữ liệu phân loại thành dạng vector nhị phân. Với một cột có n giá trị khác nhau (categories), One-hot encoding tạo ra n cột mới, trong đó mỗi cột biểu diễn một giá trị duy nhất và chứa giá trị 0 hoặc 1.

$$apple \\ banana = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

```
Tabnine|Edit|Test|Explain|Document|Ask
def one_hot_encode(df, column_name):
    # Do OneHotEncoder cúa PySpark chi hoạt động trên dữ liệu số nên căn hỗ trợ của StringIndexer để đối
    string_indexer = StringIndexer(inputCol=column_name, outputCol=f"{column_name} Index")

# Áp dụng OneHotEncoder cho mỗi danh mục trong cột
    one_hot_encoder = OneHotEncoder(inputCol=f"{column_name} Index", outputCol=f"{column_name} Encoded")

# Tạo và chạy pipeline
    pipeline = Pipeline(stages=[string_indexer, one_hot_encoder])
    model = pipeline.fit(df)

# Biến đổi dataframe
    df_transformed = model.transform(df)

# Xóa cột Index trung gian (optional)
    # df_transformed = df_transformed.drop(f"{column_name} Index")

return df_transformed

spark_df = one_hot_encode(spark_df, "Color")
    spark_df = one_hot_encode(spark_df, "Hardware Interface")
    spark_df = one_hot_encode(spark_df, "Brand")
```

Figure 52. StringIndexer + One-hot Encoding

CHƯƠNG 4: KỸ THUẬT KHAI THÁC DỮ LIỆU

4.1. K-Means

4.1.1. Cơ sở lý thuyết

- Thuật ngữ " K -means" được James MacQueen sử dụng lần đầu tiên vào năm 1967, mặc dù ý tưởng này quay trở lại Hugo Steinhaus vào năm 1956. Thuật toán tiêu chuẩn được đề xuất lần đầu tiên bởi Stuart Lloyd của Bell Labs vào năm 1957 như một kỹ thuật cho điều chế mã xung, mặc dù nó không được xuất bản dưới dạng một bài báo cho đến năm 1982. Năm 1965, Edward W. Forgy đã công bố về cơ bản cùng một phương pháp, đó là lý do tại sao nó đôi khi được gọi là Lloyd-Forgy.
- K-Means gán các điểm dữ liệu vào một trong K cụm (clusters) dựa trên khoảng cách của chúng đến tâm cụm (centroid). Thuật toán bắt đầu bằng cách chọn ngẫu nhiên các tâm cụm trong không gian dữ liệu. Sau đó, mỗi điểm dữ liệu được gán vào một cụm dựa trên khoảng cách của nó tới tâm cụm gần nhất. Sau khi tất cả điểm dữ liệu được gán cụm, tâm cụm mới được tính lại. Quá trình này lặp đi lặp lại cho đến khi tìm được các cụm tối ưu.
- Trong phân tích này, giả định rằng số lượng cụm K đã được xác định trước và chúng ta cần phân loại các điểm dữ liệu vào một trong các nhóm đó.
- Trong một số trường hợp, K không được xác định rõ ràng, và chúng ta cần xác định số lượng cụm K tối ưu. K-means hoạt động tốt nhất khi dữ liệu được phân tách rõ ràng. Khi các điểm dữ liệu chồng lấn nhau, K-means không phải là phương pháp phù hợp. Thuật toán này nhanh hơn so với các kỹ thuật gom cụm khác và tạo sự liên kết chặt chẽ giữa các điểm dữ liệu.
- Tuy nhiên, K-means có một số hạn chế:
 - Không cung cấp thông tin rõ ràng về chất lượng cụm.
 - Kết quả cụm phụ thuộc vào cách khởi tạo tâm cụm ban đầu, có thể dẫn đến các kết quả khác nhau.

- Thuật toán nhạy cảm với nhiễu (noise) và có thể bị kẹt ở cực tiểu cục bộ (local minima).
- Mục tiêu của thuật toán K-Means: Mục tiêu của việc gom cụm (clustering) là chia tập dữ liệu hoặc quần thể thành các nhóm sao cho các điểm dữ liệu trong cùng một nhóm có tính tương đồng cao hơn so với các điểm dữ liệu trong các nhóm khác. Về cơ bản, đây là một quá trình phân nhóm dựa trên độ tương tự và khác biết giữa các điểm dữ liêu.
- K-Means hoạt động như thế nào? Giả sử chúng ta có một tập dữ liệu gồm các đối tượng, mỗi đối tượng có các đặc trưng (features) với các giá trị tương ứng (dạng vector). Nhiệm vụ của chúng ta là phân loại các đối tượng này vào các nhóm cụ thể. Để làm điều này, chúng ta sử dụng thuật toán **K-means**, một thuật toán học máy không giám sát. Chữ **K** trong tên thuật toán đại diện cho số lượng nhóm/cụm mà chúng ta muốn phân loại các đối tượng vào
- Giải thuật K-means được thực hiện như sau
 - O Khởi tạo các trung tâm cụm ban đầu

$$\mathcal{C}^{(0)} \, = \, \big\{ \, m_1^{(0)} \text{, } m_2^{(0)} \text{, } \dots \text{, } m_k^{(0)} \, \big\}$$

- k là số lương cum được xác định trước.
- o Phân cum dữ liêu
 - Với mỗi điểm dữ liệu, ta sẽ tính khoảng cách của nó tới các trung tâm (bằng Khoảng cách Euclid). Ta sẽ gán chúng vào trung tâm gần nhất. Tập hợp các điểm được gán vào cùng 1 trung tâm sẽ tạo thành cụm.

$$d(x,y) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (x_i - y_i)^2}$$

- Trong đó
 - ♣ d(x,y): Khoảng cách giữa hai điểm x và y.

- ♣ n: Số chiều (số thành phần) của không gian.
- ♣ xi và yi: Thành phần thứ i của điểm x và y.
- o Cập nhật trung tâm cụm
 - Sau khi gán các điểm dữ liệu vào các cụm, trung tâm cụm m(i) mới sẽ được tính lại bằng trung bình cộng của tất cả các điểm dữ liệu thuộc cụm i:

$$m_i^{(t+1)} = \frac{1}{|C_i|} \sum_{x_j \in C_i} x_j$$

- Trong đó
 - + $(m_i^{(t+1)})$: Trung tâm cụm mới ở lần lặp thứ (t+1).
 - ♣ (C_i): Tập hợp các điểm dữ liệu thuộc cụm (i).
 - + ($|C_i|$): Số lượng điểm trong cụm (i).

```
# Stop if centroids have minimal movement
if max_centroid_shift < 0.0001:
    break</pre>
```

Figure 53 Điều kiện dùng

 Kiểm tra điều kiện dừng: Thuật toán dừng khi các trung tâm cụm ổn định, tức là sự thay đổi giữa các trung tâm nhỏ hơn một ngưỡng nhất đinh.

4.1.2. Thực nghiệm

```
def calculate_distance(point1, point2):
    return sum((x - y) ** 2 for x, y in zip(point1, point2))
```

- Hàm calcualate_distance(point1, point2) dùng để tính khoảng cách Euclidean

47

giữa hai điểm dữ liệu point1 và point2:

- O Dùng công thức $\sqrt{\sum (x_i y_i)^2}$
- Trong code, công thức này được tính bằng cách lặp qua các cặp tọa độ tương ứng (x, y) của hai điểm và tính tổng bình phương hiệu của chúng.

```
class K_Mean:
    def __init__(self, k=2, predictCol='prediction', seed=1):
        self.k = k
        self.centroids = None
        self.predictCol = predictCol
        self.seed = seed
```

- Khởi tao class K-Means
- __init__: Hàm khởi tạo với các tham số:
 - o k: số cụm cần phân
 - predictCol: Tên cột sẽ chứa giá trị dự đoán cụm (mặc định là 'prediction')
 - o seed: Dùng để đảm bảo tính ngẫu nhiên có thể tái lập (random seed)
 - o centroids: Lưu trữ danh sách tọa độ của các tâm cụm (centroid)

```
def find_closest_cluster(self, data_point):
    distances = [calculate_distance(data_point, centroid) for centroid
in self.centroids]
    return distances.index(min(distances))
```

 Hàm find_closest_cluster nhằm xác định cụm gần nhất cho một điểm dữ liệu (data_point)

- Cách thực hiên:
 - O Tính khoảng cách từ điểm dữ liệu đến từng tâm cụm.
 - o Trả về chỉ số của cụm có khoảng cách nhỏ nhất.

```
def fit(self, dataframe, feature_columns):
    df = dataframe.withColumn('features', F.array(feature_columns))
```

- Hàm này thực hiện quá trình huấn luyện (training) mô hình K-Means Clustering trên dữ liệu. Dưới đây là giải thích chi tiết từng dòng:
- dataframe: Tập dữ liệu đầu vào dưới dạng DataFrame của PySpark.
- feature_columns: Danh sách các cột đặc trưng cần sử dụng để gom cụm.
- withColumn('features', F.array(...)): Tạo cột mới tên là features, chứa mảng (array) các giá trị của các cột đặc trung trong feature_columns.

```
for _ in range(20):
    # Randomly select initial centroids
    self.centroids = df.select('features').rdd.map(lambda r:
r.features).takeSample(False, num=self.k, seed=self.seed)
self.seed += 1
```

- Lặp 20 lần để đảm bảo việc chọn tâm cụm ban đầu có chất lượng tốt hơn:
- df.select('features'): Lấy cột features từ DataFrame.
- rdd.map(lambda r: r.features): Chuyển đổi DataFrame thành RDD, chỉ lấy các giá trị của cột features.
- takeSample(False, num=self.k, seed=self.seed): Lấy ngẫu nhiên k điểm từ tập dữ liệu làm tâm cụm ban đầu, sử dụng seed để tạo tính ngẫu nhiên tái lập.

 self.seed += 1: Tăng giá trị seed sau mỗi lần khởi tạo để tránh việc lặp lại cùng một mẫu tâm cum.

```
while True:
    # Create a user-defined function to assign clusters
    assign_cluster_udf = F.udf(self.find_closest_cluster,
IntegerType())
```

- Vòng lặp chính: Chạy đến khi các tâm cụm hội tụ (không còn thay đổi đáng kể).
- assign_cluster_udf: Tạo một UDF (hàm do người dùng định nghĩa), sử dụng hàm find_closest_cluster để gán mỗi điểm dữ liệu vào cụm gần nhất.

```
# Assign each point to the nearest cluster

df = df.withColumn( self.predictCol, assign_cluster_udf(F.col('features')))
```

- withColumn(self.predictCol, ...): Thêm một cột mới (self.predictCol, mặc định là prediction) vào DataFrame.
- assign_cluster_udf(F.col('features')): Tính toán cụm gần nhất cho mỗi điểm dựa trên vector features.

```
])
```

- df.rdd: Chuyển đổi DataFrame thành RDD để thao tác theo kiểu phân tán, hỗ trợ xử lý linh hoạt hơn.
- map(lambda row: (row[self.predictCol], row['features'])):
 - Khóa: row[self.predictCol] chỉ số của cụm mà điểm dữ liệu được gán vào (ví dụ: cụm 0, 1, 2...).
 - o Giá trị: row['features'] vector đặc trưng của điểm dữ liệu.
- groupByKey(): Nhóm các điểm dữ liệu lại theo cụm:
 - Các điểm có cùng giá trị self.predictCol (tức cùng cụm) được nhóm lại với nhau.
 - Kết quả là một RDD với khóa là số cụm và giá trị là danh sách các vector đặc trưng trong cụm đó:
- mapValues(...): Tính tâm cụm mới (centroid):
 - o features: Danh sách các vector đặc trưng trong mỗi cụm.
 - o zip(*features): Ghép các giá trị của từng chiều đặc trưng lại.
- sum(dimension) / len(features): Tính giá trị trung bình của từng chiều

```
# Convert cluster averages to list

new_centroids = self.centroids[:]

for cluster, avg_features in cluster_averages.collect():

new_centroids[cluster] = avg_features
```

- new_centroids: Sao chép danh sách các tâm cụm hiện tại, để tránh thay đổi trực tiếp dữ liệu gốc.
- for cluster, avg_features in cluster_averages.collect(): Duyệt qua từng cụm Với mỗi cặp (cluster, avg_features) trong danh sách thu thập được. Ở đây

collect() chỉ thu thập kết quả tính toán trung bình cụm (không phải dữ liệu gốc), đồng thời số lượng cụm (k) thường nhỏ, nên dữ liệu thu thập đủ nhỏ để xử lý.

new_centroids[cluster] = avg_features: Cập nhật tâm cụm với giá trị trung
 bình vừa tính.

- calculate_distance(...): Tính khoảng cách Euclid giữa các tâm cụm cũ và mới.
- max_centroid_shift: Giá trị thay đổi lớn nhất giữa các tâm cụm.
- Dừng vòng lặp: Nếu thay đổi nhỏ hơn 0.0001, coi như hội tụ. Nếu không: cập nhật self.centroids với các tâm cụm mới.

```
def transform(self, dataframe, feature_columns):
    df = dataframe.withColumn('features', F.array(feature_columns))
```

assign_cluster_udf = F.udf(self.find_closest_cluster, IntegerType())

return

df.withColumn(self.predictCol,assign_cluster_udf(F.col('features')))

- Hàm này áp dụng model K-Means đã huấn luyện để dự đoán cụm cho tập dữ liệu mới.
- Tạo cột features: Tương tự như hàm fit, gộp các cột đặc trưng (feature_columns) thành một mảng.
- Tạo cột features: Tương tự như hàm fit, gộp các cột đặc trưng (feature_columns) thành một mảng.
- Thêm cột dự đoán: Tạo cột mới (self.predictCol, mặc định là prediction) chứa chỉ số của cụm mà mỗi điểm được gán vào.

4.2. DBScan

4.2.1. Cơ sở lý thuyết

- DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) là một thuật toán nổi bật được giới thiệu bởi Ester, Kriegel, Sander, và Xu vào năm 1996. DBSCAN dựa trên khái niệm "phân cụm dựa trên mật độ". Phương pháp này xác định cụm dữ liệu là các khu vực có mật độ cao được tách biệt bởi các khu vực có mật độ thấp. Thuật toán đặc biệt có khả năng xử lý nhiễu và phát hiện cụm dữ liệu với hình dạng phức tạp.
- Các định nghĩa: [1] [2] [3] [4]
 - Eps-neighborhood: vùng lân cận của một điểm dữ liệu P là tập hợp tất cả các điểm dữ liệu nằm trong phạm vi bán kính epsilon (e) xung quanh điểm P. Kí hiệu của tập hợp điểm này là:

$$N_{eps}(P) = \{Q \in D \colon d(P,Q) \leq \varepsilon\}$$

■ Trong đó:

- D là tập hợp tất cả các điểm dữ liệu của tập huấn luyện.
- d(P,Q) là khoảng cách giữa điểm P và Q.

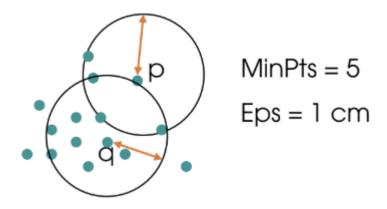


Figure 54. Eps-neighborhood

- Khả năng tiếp cận trực tiếp mật độ(directly density-reachable): dùng để xác định xem một điểm dữ liệu có thể được kết nối với các điểm dữ liệu nằm trong vùng lân cận epsilon hay không. Điểm P được coi là có thể tiếp cận trực tiếp tới điểm Q(cùng với tham số epsilon và minPts) nếu thỏa mãn điều kiên sau:
 - Q nằm trong vùng lân cận epsilon: $Q \in N_{eps}(P)$
 - Số lượng các điểm dữ liệu nằm trong vùng lân cận epsilon tối thiểu là minPts:

$$|N_{eps}(P)| \ge minPts$$

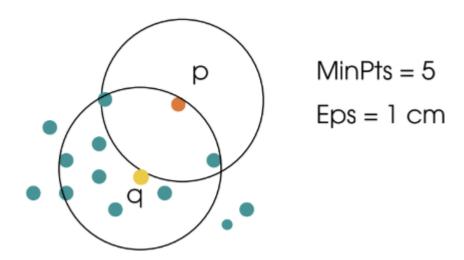


Figure 55. Directly density-reachable

o Khả năng tiếp cận mật độ(density-reachable): liên quan đến hình thành một chuỗi liên kết các điểm trong cụm. Điểm p có khả năng tiếp cận mật độ bởi điểm q nếu dựa trên tham số eps và minPts, có một chuỗi các điểm p₁, ..., p_n với p₁ = q và p_n = p mà p_{i+1} có khả năng tiếp cận trực tiếp mật độ (directly density-reachable) từ p_i.

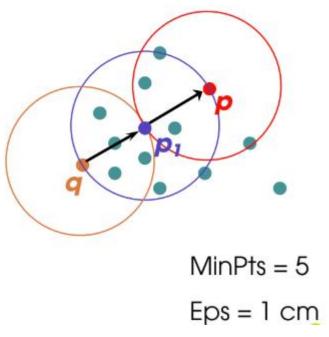


Figure 56. Density-reachable

O Kết nối mật độ(density-connected): một điểm p là kết nối mật độ(density-connected) đến 1 điểm q khi và chỉ khi có một điểm o mà cả hai điểm p và q đều có khả năng tiếp cận mật độ(density-reachable) từ o. Một cụm là một tập các điểm density-connected lớn nhất. Nhiễu là điểm không thuộc cụm nào.

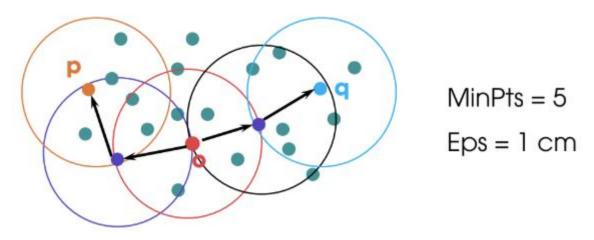


Figure 57. Density-connected

- 0 Cụm(cluster): Gọi $C_1, C_2, ..., C_k$ là một tập con không rỗng của tập dữ liệu D thỏa mãn:
 - $\forall p, q : n \in C$ và q có khả năng tiếp cận mật độ(density-reachable) từ p thì $q \in C$.
 - $\forall p, q \in C$: p kết nối mật độ(density-connected) từ q.
- Điểm lõi (core point): một điểm được coi là điểm lõi nếu ít nhất minPts
 điểm nằm trong bán kính epsilon.
- Điểm biên (border point): các điểm không phải là điểm lõi nhưng nằm trong bán kính epsilon của một điểm lõi.
- Điểm nhiễu (noise point): các điểm không phải là điểm lõi hoặc điểm biên.

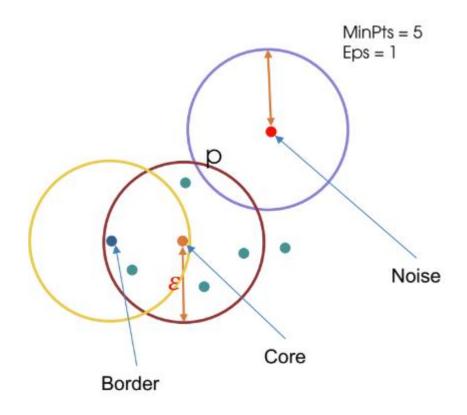


Figure 58. Phân loại các điểm trong DBScan

o Tham số:

- epsilon ($\varepsilon > 0$): bán kính lớn nhất vùng lân cận.
- minPts(ngưỡng): số lượng tối thiểu điểm lân cận (bao gồm chính nó) cần thiết để một điểm trở thành core point (điểm lõi).

```
1. DBSCAN(DB, distFunc, eps, minPts) {
   C := 0
                                               // Bộ đếm cụm
   for each point P in database DB {
       if label(P) ≠ undefined then continue // Đã được xử lý trước đó
       Neighbors N := RangeQuery(DB, distFunc, P, eps) // Tim hàng xóm
       if |N| < minPts then {
           label(P) := Noise
                                             // Gán nhãn là Nhiễu
           continue
       }
       C := C + 1
                                             // Nhãn cụm tiếp theo
       label(P) := C
                                              // Gán nhãn cho điểm ban đầu
                                             // Tập hợp các điểm lân cận để mở rộng
       ExpansionSet S := N \ {P}
       for each point Q in S {
            if label(Q) = Noise then label(Q) := C // Thay đổi Nhiễu thành điểm biên
           if label(Q) ≠ undefined then continue // Đã được xử lý trước đó
           label(Q) := C
                                                   // Gán nhãn cho hàng xóm
            Neighbors N := RangeQuery(DB, distFunc, Q, eps) // Tim hàng xóm
           if |N| \ge minPts then {
                ExpansionSet := ExpansionSet ∪ N // Thêm hàng xóm mới vào tập hợp mở
rộng
           }
       }
   }
}
```

4.2.2. Thực nghiệm

- Các bước thực hiện:
 - Bước 1: Xử lý dữ liệu đầu vào: Chọn những cột cần tính toán, loại bỏ các dòng có giá trị null, đánh số thứ tự.
 - o Bước 2: Tính khoảng cách Euclidean giữa các điểm dữ liệu, bao gồm

chính điểm đó.

- Bước 3: Khai báo bán kính lân cận eps và số điểm lân cận nhỏ nhất minPts, broadcast hai giá trị này.
- Bước 4: Tìm hàng xóm cho tất cả các điểm. Hàng xóm của một điểm cũng bao gồm chính điểm đó.
- Bước 5: Phân loại các điểm core, border, noise dựa trên số lượng hàng xóm và minPts, khởi tạo cluster id ban đầu cho các điểm là 0.
- O Bước 6: Khởi tạo 1 biến cluster_id = 0. Chọn một điểm core từ Dataframe. Lấy các điểm hàng xóm từ điểm core đã chọn, tăng biến cluster_id lên 1, cập nhật cluster_id cho các điểm này bao gồm điểm core đã chọn.
- O Bước 7: Từ điểm core point, mở rộng cụm dựa vào hàng xóm của các điểm đã cập nhật cluster id ở trên. Chỉ thêm các điểm core và border vào cụm. Dừng khi không tìm thấy điểm core và border trong các hàng xóm.
- Bước 8: Lặp lại bước 6 đến khi không tìm thấy điểm core trong
 Dataframe.

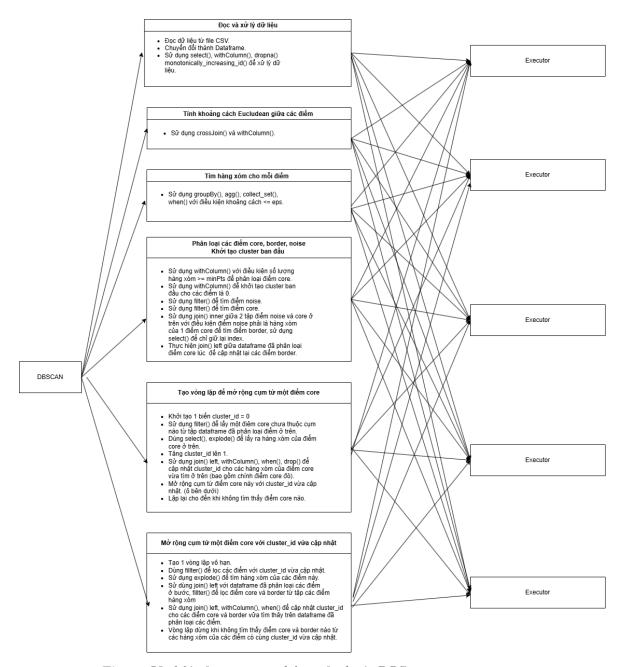


Figure 59. Mô tả song song hóa giải thuật DBScan

Chạy thuật toán:

 Bước 1: Xử lý dữ liệu đầu vào: Chọn những cột cần tính toán, loại bỏ các dòng có giá trị null, đánh số thứ tự.

```
from pyspark.sql.functions import monotonically_increasing_id
from pyspark.sql import functions as f
df = spark.read.csv("/content/data.csv", header=True, inferSchema=True)
df = df.select(["Read Speed", "Write speed", "Digital Storage Capacity (GB)", "Memory Storage Capacity (GB)"]).dropna()
df = df.withColumn("index", monotonically_increasing_id())
df.show()
| Read Speed|Write speed|Digital Storage Capacity (GB)|Memory Storage Capacity (GB)|index|
         0.0
                     0.0
                                                   0.0
                                                                        0.001736111
 0.001276596
                     0.01
                                                   0.01
                                                                            1.09E-4
                                                                                        11
         0.0
                                                5.0E-4
                                                                        0.020833333
                     0.0
  0.00212766
                                                   0.0
                                                                        0.003472222
                                           0.003255208
                                                                        0.138888889
         0.0
 0.056737589 0.056737589
                                               3.33E-4
 0.035460993 0.035460993
                                               1.67E-4
                                                                                0.0
                                                 0.001
                                                                                0.0
         0.0
                                               8.14E-5
                                                                        0.003390842
                     0.0
         0.0
                                                   0.0
                                                                            4.34E-4
                     0.0
 0.002836879 0.002836879
                                                   0.0
                                                                            8.68E-4
                                                                                       10
         0.0
                     0.0
                                               9.77E-5
                                                                                0.0
                                                                                       11
 0.030496454 | 0.030496454 |
                                               8.14E-5|
                                                                        0.003390842
         0.01
                     0.0
                                               4.88F-4
                                                                        0.0208333331
                                                                                       13
         0.01
                     0.0
                                               3.33E-4
                                                                        0.013888889
 0.002836879 0.002836879 1
                                                   0.01
                                                                            4.34E-4
                                                                                       15
         0.0
                     0.01
                                                   0.01
                                                                            1.09F-4
                                                                                       16
                                                                        0.02777778
         0.01
                     9.01
                                               6.67E-4
                                                                                       17
         0.0
                     0.0
                                                   0.0
                                                                        0.05555556
                                                                                       18
                                               8.14E-5
         0.0
                     0.01
                                                                                0.0
                                                                                       19
only showing top 20 rows
```

Figure 60. Xử lý dữ liệu đầu vào

 Bước 2: Tính khoảng cách Euclidean giữa các điểm dữ liệu, bao gồm chính điểm đó.

Figure 61. Tính khoảng cach Euclidean giữa các điểm

 Bước 3: Khai báo bán kính lân cận eps và số điểm lân cận nhỏ nhất minPts, broadcast 2 giá trị này.

```
# Khai báo eps và minPts
eps = 0.2
minPts = 10
eps_broadcast = spark.sparkContext.broadcast(eps)
minPts_broadcast = spark.sparkContext.broadcast(minPts)
```

Figure 62. Khởi tạo eps và minPts và broadcast giá trị

 Bước 4: Tìm hàng xóm cho tất cả các điểm. Hàng xóm của một điểm cũng bao gồm chính điểm đó.

Figure 63. Tìm hàng xóm cho tất cả các điểm

 Bước 5: Phân loại các điểm core, border, noise dựa trên số lượng hàng xóm và minPts, khởi tạo cluster id ban đầu cho các điểm là 0.

Figure 64. Phân loại điểm core và khởi tạo cluster ban đầu cho các điểm

Figure 65. Tìm các điểm noise

```
# Tîm các điểm core_points
core_points = neighbors_df.filter(f.col("isCore") == True).select("index", "neighbors").withColumnRenamed("index", "core_index")
result_df = core_points.count()
result_df
```

Figure 66. Tìm các điểm core

```
# Tìm các điểm border_points bằng cách inner join non_core_points và core_points
# của core_points
# của core_points
# của core_points
# core_points
# core_points
# core_points
# core_points
# core_points.
# core_points.
# core_points.
# diữ lại các non-core points thỏa mãn diều kiện
# loir lại các non-core_points thỏa mãn diều kiện
# Dânh dấu isBorder = True cho các border points
# border_points = border_points.withColumn("isBorder", f.lit(True))
# border_points.show()
# lie với điều kiện non_core_points xuất hiện trong neighbors
# diều kiện non_core_points vuất hiện trong neighbors
# diều kiện non_core_points xuất hiện trong neighbors
# diều kiện non_core_points xuất hiện trong neighbors
# diều kiện non_core_points vuất hiện trong neighbo
```

Figure 67. Tìm các điểm border

```
index
                neighbors|isCore|cluster_id|isBorder|
    0|[0, 356, 843, 437...| true|
                                               false
    1|[0, 356, 843, 437...|
                            true
                                          0
                                               false
    5|[0, 356, 843, 437...| true|
                                          0
                                               false
    6|[0, 356, 843, 437...|
                                          0
                                               false
                            true
    7|[0, 356, 843, 437...| true|
```

Figure 68. Cập nhật các điểm border vào dataframe

O Bước 6: Khởi tạo 1 biến cluster_id = 0. Chọn một điểm core từ Dataframe. Lấy các điểm hàng xóm từ điểm core đã chọn, tăng biến cluster_id lên 1, cập nhật cluster_id cho các điểm này bao gồm điểm core đã chọn.

```
cluster id = 0
while not neighbors_df.filter((f.col("isCore")) & (f.col("cluster_id") == 0)).isEmpty():
    # Lấy điểm core đầu tiên chưa thuộc cụm nào
   core_point = neighbors_df.filter((f.col("isCore")) & (f.col("cluster_id") == 0)).limit(1)
   neighbors = core_point.select(f.explode(f.col("neighbors")).alias("neighbor_index")).distinct()
   # Gán cluster id cho điểm core này, sử dụng neighbors df left join neighbors để cập nhật cluseter id
   cluster_id += 1
   neighbors_df = neighbors_df.alias("df1").join(
       neighbors.alias("neighbors"),
       f.col("df1.index") == f.col("neighbors.neighbor_index"),
   ).withColumn(
        "cluster id",
       f.when(f.col("neighbors.neighbor index").isNotNull(), cluster id).otherwise(f.col("df1.cluster id"))
    ).drop("neighbor_index")
   # Mở rộng cụm bằng cách gọi expand_cluster
   neighbors_df = expand_cluster(neighbors_df, cluster_id)
```

Figure 69. Mở rộng cụm từ một điểm core

O Bước 7: Từ điểm core point, mở rộng cụm dựa vào hàng xóm của các điểm đã cập nhật cluster_id ở trên. Chỉ thêm các điểm core và border vào cụm. Dừng khi không tìm thấy điểm core và border trong các hàng xóm.

```
def expand_cluster(df, cluster_id):
    while True:
        # Lấy các điểm thuộc cụm hiện tại
        cluster_points = df.filter(f.col("cluster_id") == cluster_id)
        # Lấy danh sách hàng xóm của các điểm trong cụm
        neighbors = cluster_points.select(f.explode(f.col("neighbors")).alias("neighbor_index")).distinct()
        # Lọc các điểm mới, chỉ giữ lại các điểm mới bằng left anti join
        new_points = df.join(neighbors, f.col("index") == f.col("neighbor_index"), "left_anti") \
           .filter(f.col("cluster_id") == 0) \
            .select("index", "isCore", "isBorder").distinct()
        # Tách các điểm lõi và biên
        core_points = new_points.filter(f.col("isCore") == True)
        border_points = new_points.filter(f.col("isBorder") == True)
        # Kiểm tra nếu không có điểm mới
        if is_empty(core_points) and is_empty(border_points):
        # Gán cluster id cho cả core points và border points
        df = df.join(core_points.select("index").withColumnRenamed("index", "core_index"),
                     f.col("index") == f.col("core_index"), "left") \
            .join(border_points.select("index").withColumnRenamed("index", "border_index"),
            f.col("index") == f.col("border_index"), "left") \
.withColumn("cluster_id",
                       f.when(f.col("core_index").isNotNull(), cluster_id)
                         .when(f.col("border_index").isNotNull(), cluster_id)
                         .otherwise(f.col("cluster_id"))) \
            .drop("core_index", "border_index")
        # Đảm bảo lưu trữ ở executor cluster, tránh tính lại nhiều lần
        df = df.cache()
    return df
```

Figure 70. Hàm mở rộng cụm

Bước 8: Lặp lại bước 6 đến khi không tìm thấy điểm core trong
 Dataframe.

CHƯƠNG 5: KẾT QUẢ ĐẠT ĐƯỢC

5.1. Kết quả

5.1.1. K-Means

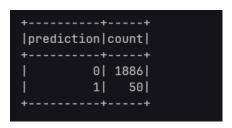


Figure 71 Số lượng dữ liệu ở mỗi cụm

- Nhân xét:

Dữ liệu có sự chênh lệch lớn giữa 2 cụm. Cụm lớn chứa đa số dữ liệu trong khi cụm nhỏ chỉ chiếm một phần rất nhỏ (khoảng 3%)

Cụm lớn:

- Chứa phần lớn dữ liệu, có thể đại diện cho nhóm chính trong tập dữ liệu.
- Các điểm trong cụm này có thể có nhiều đặc điểm tương đồng dẫn đến việc gom vào cùng một cụm.

o Cum nhỏ:

 Có thể chứa các dữ liệu ngoại lệ hoặc nhóm dữ liệu đặc biệt với các đặc trưng khác biệt rõ rệt so với cụm lớn.

5.1.2. DBScan

Figure 72. Kết quả phân cụm bằng DBScan

- Nhận xét:

- o Cum ID = 1:
- Đặc điểm: Đây là cụm lớn nhất, chiếm tới 97.76% tổng dữ liệu.
- Ý nghĩa: Cụm này có thể đại diện cho các sản phẩm phổ biến và tiêu chuẩn trên Amazon. Các sản phẩm trong cụm này có thông số kỹ thuật tương tự nhau, thể hiện tính đồng nhất và phổ biến của các mặt hàng.
- ⇒ Đây là nhóm sản phẩm trọng tâm và mang tính chính thống, phản ánh phần lớn thị trường.
- \circ Cum ID = 2:
- Đặc điểm: Cụm này nhỏ hơn nhiều so với ID = 1, chỉ chiếm 1.97% tổng dữ liệu
- Ý nghĩa: Cụm này có thể đại diện cho các sản phẩm có thông số kỹ thuật đặc biệt hoặc khác biệt so với cụm chính. Có thể đây là các sản phẩm ngách, cao cấp, hoặc chuyên biệt, ít phổ biến hơn nhưng có đặc tính nổi trôi.
- ⇒ Cho thấy sự hiếm hoi hoặc độc đáo của các sản phẩm này trên thị trường
- \circ Cum ID = 0:

- Đặc điểm: Đây là các điểm nhiễu, chưa phân cụm, chiếm một phần rất nhỏ của dữ liệu (0.27%)
- ⇒ Đây là các sản phẩm ngoại lệ hoặc dữ liệu sai lệch hoặc thiếu thông tin về thông số kỹ thuật.

5.2. So sánh, đánh giá

5.2.1. K-Means

- Sử dụng SilhouetteEvaluator tự cài đặt và thư viện máy học ClusteringEvaluator để đánh giá chất lượng cụm
 - Đầu tiên là chỉ số silhouette score bằng việc cài đặt không sử dụng thư viện máy học

```
for k in range(2,11):
kmean = K_Mean(k)
kmean.fit(df, feature_cols)
df_fit = kmean.transform(df, feature_cols)
evaluator = SilhouetteScore()
silhouette_score = evaluator.evaluate(df_fit)
silhouette_list.append(silhouette_score)
```

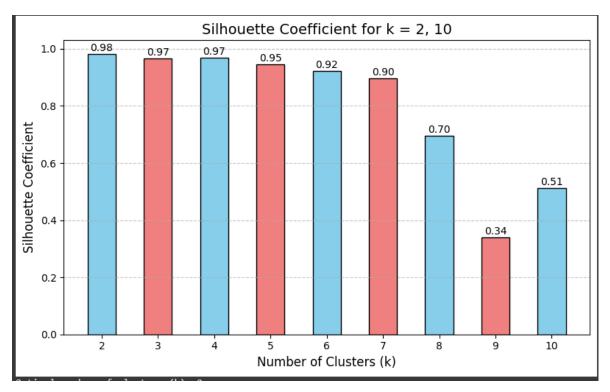


Figure 73 Chỉ số silhouette score cài đặt không dùng thư viện máy học

o Tiếp theo là chỉ số silhouette score với việc sử dụng thư viện máy học

```
for k in range(2,11):
    kmeans = KMeans(k=k, seed=1)
    kmeans = kmeans.setFeaturesCol("features")
    model = kmeans.fit(vectorized_df)
    df_result = model.transform(vectorized_df)
    evaluator = ClusteringEvaluator()
    silhouette_score = evaluator.evaluate(df_result)
    silhouette_list.append(silhouette_score)
```

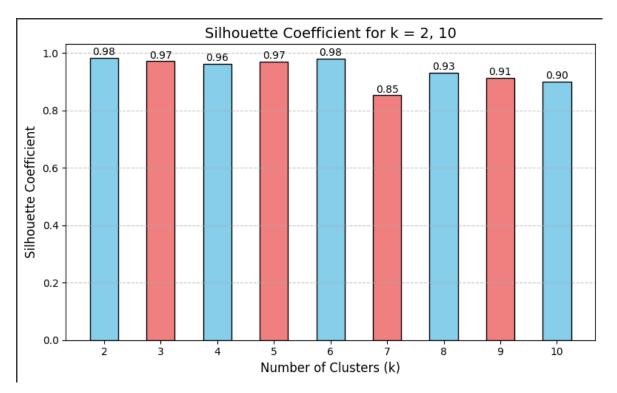


Figure 74 Chỉ số silhouette score cài đặt dùng thư viện máy học

- ❖ So sánh việc phân cụm của việc tự cài đặt và thư viện máy học
 - Dựa vào silhouette score, ta chọn cụm k=2

```
[10] feature_cols = ['Read Speed', 'Write Speed', 'Digital Storage Capacity (GB)', 'Membry Storage Capacity (GB)']
    kmean = K_Mean(k=2)
    kmean.fit(df,feature_cols)
    df_fit = kmean.transform(df, feature_cols)
    evaluator = SilhouetteScore()
     silhouette_score = evaluator.evaluate(df_fit)
    print(silhouette_score)
0.9807285882070823
df_fit.show(5)
     df_tmp = df_fit.groupBy('prediction').count().orderBy('prediction')
    df_tmp.show()
                     title|
                                                           old_price
     |JSL JDTDC 256GB 3...|0.016664844556739288| 0.02036855495841464|0.9148936947312738|1.978833307176341...
     USB C Flash Drive...|0.005183342664759051|0.005442602322233656|0.9148936947312738|1.603537335125656E-4
                                                                                                                    0.01
     |Avolusion PRO-5U ...|0.014627803835817845|0.014627803835817845|
                                                                                     0.0
                                                                                                          0.0
                                                                                                                    0.0
     |SCICNCE 512GB Fla...|0.009812981020066587|0.009812981020066587
                                                                                     1.0|5.458850502555425E-5|
     Apricorn 20TB Aeg... | 0.19542443472300838 | 0.21396706175322222
                                                                                     0.0
                                                                                                          0.01
                                                                                                                     0.0
    only showing top 5 rows
     |prediction|count|
              0 | 1886 |
1 | 50 |
                   50
```

Figure 75 Phân cụm không dùng thư viện máy học

```
kmeans = KMeans(k=2, seed=1)
   kmeans = kmeans.setFeaturesCol("features")
   model = kmeans.fit(vectorized_df)
   clustered_df = model.transform(vectorized_df)
   clustered_df.show(5)
   evaluator = ClusteringEvaluator()
   silhouette_score = evaluator.evaluate(clustered_df)
   print(silhouette_score)
   df_tmp = clustered_df.groupBy('prediction').count().orderBy('prediction')
   df_tmp.show(5)
                title|
                               price
|JSL JDTDC 256GB 3...|0.016664844556739288| 0.02036855495841464|0.914893694731273
| USB C Flash Drive...|0.005183342664759051|0.005442602322233656|0.91489369473127
|Avolusion PRO-5U ...|0.014627803835817845|0.014627803835817845|
|SCICNCE 512GB Fla...|0.009812981020066587|0.009812981020066587|
|Apricorn 20TB Aeg...| 0.19542443472300838| 0.21396706175322222|
only showing top 5 rows
0.9813244779824484
|prediction|count|
         0| 1887|
```

Figure 76 Phân cụm sử dụng thư viện máy học

➤ Nhân xét:

- Silhouette score của cả 2 cách cài đặt từ k=2 tới k=7 khá là xêm xêm nhau, nhưng từ k=8 tới k=10 thì lệch đi khá nhiều. Điều đó cho thấy cách sử dụng thư viện làm tốt hơn.
- Bên cạnh đó tốc độ thực thi khi sử dụng thư viện máy học nhanh hơn việc tự cài đặt rất nhiều

5.2.2. DBScan

Silhouette Score = 0.855

(avg silhouette=0.8554276354987757)

Figure 77. Chỉ số Silhoutte của DBScan

- Nhận xét:

- O Kết quả cho thấy DBSCAN hoạt động rất hiệu quả trên tập dữ liệu này.
- Các cụm được phân tách tốt, có độ gắn kết cao và ít bị ảnh hưởng bởi điểm nhiễu.
- ⇒ DBSCAN phù hợp với cấu trúc dữ liệu hiện tại, chứng tỏ được khả năng mạnh mẽ trong việc phân cụm dữ liệu mật độ cao và có nhiễu.

Heatmap

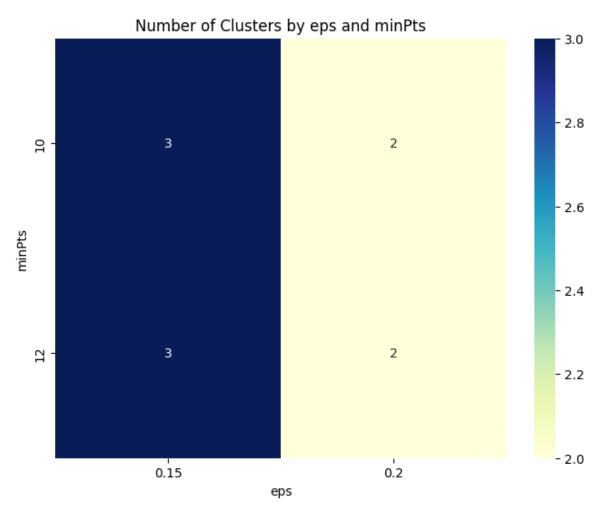


Figure 78. Heatmap của DBScan

- Nhận xét:

- o Ånh hưởng của epsilon (eps):
- Khi eps = 0.15, số lượng cụm là 3 (cho cả minPts = 10 và 12).
- Khi eps tăng lên 0.2, số lượng cụm giảm xuống còn 2.
 - ⇒ Điều này cho thấy giá trị eps nhỏ hơn giúp phát hiện nhiều cụm hơn, còn eps lớn làm các cụm bị gộp lại.
- Anh hưởng của minPts: Thay đổi minPts từ 10 lên 12 không làm thay đổi số lượng cụm trong cả hai trường hợp eps = 0.15 và eps = 0.2.
 - ⇒ Điều này có nghĩa minPts trong khoảng này chưa ảnh hưởng đáng kể đến kết quả phân cụm.

CHƯƠNG 6: KẾT LUẬN

6.1. Ưu điểm

- Nhận diện được bài toán khai thác dữ liệu lớn và áp dụng được các giải thuật khai thác dữ liệu song song, phân tán.
- Úng dụng công nghệ học máy hiện đại: Đề tài sử dụng các thuật toán phân cụm tiên tiến như K-means và DBScan đại diện cho ứng dụng thực tiễn của học máy trong việc phân tích dữ liệu của sản phẩm.

6.2. Hạn chế

- Bộ dữ liệu crawl trực tiếp từ trang web của Amazon, nên việc dữ liệu có thể bị thiếu các thuộc tính là không thể tránh khỏi, dẫn tới việc tiền xử lý gặp nhiều khó khăn.
- Nhóm chọn K-means để phân tích dữ liệu, nó phụ thuộc vào việc xác định số lượng cụm k ban đầu và cách xử lý dữ liệu đầu vào, nên còn một số hạn chế về việc cải thiện hiệu suất của thuật toán. Còn về DBScan, thuật toán này cũng yêu cầu 2 tham số là eps và minPts, việc chọn giá trị cho các tham số này không phải lúc nào cũng dễ dàng, kết quả phân cụm có thể không chính xác hoặc không hợp lý. Việc tìm giá trị tối ưu cho các tham số này phụ thuộc vào dữ liệu, và trong một số trường hợp, điều này có thể mất rất nhiều thời gian và công sức.
- Cả 2 thuật toán đều có thể không chính xác nếu dữ liệu có nhiều nhiễu hoặc nếu các cụm không rõ ràng.

6.3. Hướng phát triển

- Thực hiện crawl dữ liệu sản phẩm trên nhiều sàn thương mại điện tử hơn như Tiki, Lazada, Alibaba,.... Để có nhiều dữ liệu để phân tích cũng như huấn luyện mô hình.
- Tối ưu hoá hiệu suất, cải thiện tốc độ xử lý của 2 thuật toán K-Means và DBScan.

- Nghiên cứu và áp dụng xử lý dữ liệu theo thời gian thực, đưa ra kết quả dự đoán real-time, hỗ trợ trong mục đính, nhiều đề tài, nhiều chủ đề khác không chỉ dừng ở các sản phẩm được bày bán trên các trang thương mại điện tử.

PHÂN CÔNG CÔNG VIỆC

	Nguyễn Hoàng Đăng Khoa (21520999)	Cù Ngọc Hoàng (21522086)	Nguyễn Trần Gia Kiệt (21522258) (Nhóm trưởng)	
Tổng quan đề tài	X	X	X	x
Lấy dữ liệu từ Amazon				X
Kỹ thuật tiền xử lý	X			
Kỹ thuật khai thác dữ liệu				
K-Means			X	
DBScan		X		
Kết quả đạt được				
K-Means			X	
DBScan		X		
Kết luận			X	

Làm báo	X	X	X	X
cáo				
Làm slide	X	X	X	X
Hoàn thành (%)	100%	100%	100%	100%

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] P. D. Khanh, "Phương pháp phân cụm dựa trên mật độ (Density-Based Clustering)," Deep AI KhanhBlog, 2021. [Trực tuyến]. Available: https://phamdinhkhanh.github.io/deepai-book/ch_ml/DBSCAN.html.
- [2] Sachinsoni, "Clustering Like a Pro: A Beginner's Guide to DBSCAN," Medium, 2023 December 2023. [Trực tuyến].
- [3] D. P. Long, *Tài liệu bài giảng: KHAI THÁC DỮ LIỆU IS252 Chương 7: Gom cụm,* Ho Chi Minh: UIT.
- [4] O. Yenigün, "DBSCAN Clustering Algorithm Demystified," builtin, 11 March 2024. [Trực tuyến]. Available: https://builtin.com/articles/dbscan.
- [5] Geeksforgeeks, "K means Clustering Introduction," [Trực tuyến]. Available: https://www.geeksforgeeks.org/k-means-clustering-introduction/.
- [6] Geeksforgeek, "K-Means Clustering using PySpark Python," [Trực tuyến]. Available: https://www.geeksforgeeks.org/k-means-clustering-using-pyspark-python/.
- [7] E. Ding, "From Scratch: How to Code K-Means in Python (No Sklearn) for Machine Learning Interviews!," [Trực tuyến]. Available: https://www.youtube.com/watch?v=uLs-EYUpGAw.
- [8] A. Tripathi, "Kmeans from Scratch with Silhoutte and elbow curve," Kaggle, [Trực tuyến]. Available: https://www.kaggle.com/code/achintyatripathi/kmeans-from-scratch-with-silhoutte-and-elbow-curve.
- [9] D. P. Long, *Tài liệu bài giảng: KHAI THÁC DỮ LIỆU IS252 Chương 2: Tiền xử lý dữ liệu,* Ho Chi Minh: UIT.

- [10] geeksforgeeks, "Data Preprocessing in Data Mining," [Trực tuyến]. Available: https://www.geeksforgeeks.org/data-preprocessing-in-data-mining/.
- [11] Airflow, "Documentation" [Trực tuyến]. Available: https://airflow.apache.org/docs/.
- [12] Kmeans, "k-means clustering" [Trực tuyến]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/K-means_clustering.